

應用四物候日無人機影像空間外推入侵外來種一

小花蔓澤蘭之空間型態

洪浩源¹ 郭慶津¹ 邵寶嬋² 羅南璋³ 黃凱易^{4*}

摘要

本研究以無人機獲取外來入侵種小花蔓澤蘭 (*Mikania micrantha*; bitter vine, BV) 兩試區 A 與 B 的四物候日多光譜影像，續以最大概似法、隨機森林與 U-net 空間外推 BV 的空間型態。建、驗模採兩組取樣策略：(1) 兩試區以各自訓練樣本推測本身所在地、(2) 雙向外推至另一無訓練樣本之試區。結果顯示，第一組三模型之 kappa 值皆高於 0.75。第二組由試區 A 正向外推至 B 較試區 B 反向外推至 A 成效差，乃兩區植被型態及 BV 花況不同而致，尤以 U-net 更能掌握 BV 的空間型態，外推之 kappa 值最高達 0.73。為改善此情況並更完整探討模型之效能及穩定性，後續將結合兩區樣本執行空間外推，期能改善目前外推之結果。

關鍵詞：空間外推、小花蔓澤蘭、物候、無人機

1. 前言

外來入侵物種 (invasive alien species, IAS) 為被人類有心或無意地引入到其非自然分布區域的物種。隨後，透過其之存活立足 (establishment)、擴張 (expansion)、爆發 (explosion) 和鞏固 (consolidation) 階段，加速自然生育地的喪失和破碎化速率 (Labrada, 2003)。其藉由干擾本地植群、動物棲地和土壤性質，進而改變生態系統，對生物多樣性和生態系構成嚴重威脅 (Kaushik *et al.*, 2022)。此外，隨著交通工具之革新，物種在世界各地的移動機會遽增，此一個過程增加了 IAS 擴散速度和距離，無疑是全球化的另一體現。其對環境大多數是負面的且難以挽回的影響，導致經濟損失、危害人體健康，尤有甚者，是增加野火發生的因子之一 (Brooks *et al.*, 2004、Hulme, 2021)，如何有效地管理已成為全球密切關注的重要議題。更重要的是，面對 IAS 入侵，研究者必須慎重縝密地評估其

是否會產生影響以及影響的程度。

過去傳統的現場地面調查主要局限於小範圍、短時間內進行。然而，IAS 的入侵往往是動態、廣泛且複雜的過程，涵蓋層面是長而廣闊之時空尺度，尤其是當目標物種的分布極不規則零星分散 (Shuman & Ambrose, 2003、Miller, 2004)。尤有甚者，若調查在崇山峻嶺處，不僅需要大量的人力和資源，且極難獲得足夠的樣本供分析追蹤監測之用。近年來，隨著遙測技術的發展和成熟，有效率地獲得大範圍的環境資料，甚至現場地面調查已改變其角色，作為驗證模型的「真值」。因此，必須整合地球空間資訊系統 (geospatial information system, GIS)、全球導航衛星系統 (global navigation satellite system, GNSS) 和遙感探測 (remote sensing, RS)；這 3S 偕同人工智慧 (artificial intelligence, AI)，以達成高度自動化辨識 IAS 的空間型態 (spatial patterns)，方能為相關單位提供實用的管理策略。

然而，過往至今的多數研究使用中解析度衛星

¹ 國立中興大學森林學系 碩士生

² 農業部林業及自然保育署南投分署埔里工作站 技士

³ 國立中興大學農業暨自然資源學院實驗林管理處育林組 組長

⁴ 國立中興大學森林學系 教授

* 通訊作者, E-mail: kyhuang@dragon.nchu.edu.tw

收到日期：民國 112 年 10 月 23 日

修改日期：民國 112 年 11 月 27 日

接受日期：民國 113 年 03 月 06 日

或空載系統於 IAS，不但因系統缺乏自主與機動性且因雲層霧氣遮蔽等天候因素而無法充分掌握植物稍縱即逝的物候。再者，解析度也不足以精細描繪 IAS 之特徵，因而力有未逮 (Asadzadeh *et al.*, 2022)。近年隨無人機 (drone or unmanned aerial vehicle, UAV) 發展方興未艾下，技術臻於成熟，不僅入門門檻與成本相對較低，更重要的是其具有高度自主與機動性，充分掌握植物稍縱即逝的物候。此外，UAV 貼近地面的飛行能避免雲層遮蔽影像之干擾，彌補上述兩系統所遭遇之缺失，賦予研究者無與倫比之時間、空間解析度 (鍾智昕等，2016、江秉鴻，2022、Tay *et al.*, 2018)，使得 UAV 於生態調查逐漸成為強大的「利器」。

空間外推 (spatial extrapolation) 能找尋物種未曾發現且分散隔離於四處的新族群，在生態領域具極重要的意義，自上世紀下半一直是該領域之重要課題 (羅南璋等，2011)。然而空間外推極具挑戰性，當外推至無實地調查處將因空間異質性的增加而可能使模型失去辨識物種的能力。準此，本研究以無人機獲取多光譜、多期影像，擬探討的目標為 (1) 瞭解辨識 IAS 最關鍵的物候特徵。(2) 繪製研究區域內 IAS 之空間型態。(3) 嘗試從有訓練資料的區域空間外推到沒有訓練資料的區域。

2. 材料與方法

2.1 目標物種

名列世界百大入侵種的小花蔓澤蘭 (*Mikania micrantha*; bitter vine, BV) 原產於中南美洲，臺灣最早於 1986 年於屏東萬巒即有標本採集記錄，已入侵臺灣三十餘年 (蔣慕琰等，2002)。此物種於臺灣地區常出現於低海拔地區，尤其在近山區的荒廢果園、檳榔園、道路旁等 (黃士元等，2003)，只要陽光與水分充足，皆能發現其蹤跡。由於它生長快速且具攀附纏勒植物的特性，使遭攀附者因無法行光合作用而衰弱致死，進而危害農業經濟之發展，造成生態上與經濟上的危害。根據郭耀綸等 (2002)、曾怡穎 (2011)、許謹柔 (2022) 的物候調查，此物種於五月至十月中旬皆長滿綠葉，並無其他明顯之

物候變化；十月中旬始有少數著花，此後約一個月是盛花期，植株被大量白花覆蓋；12 月下旬開始大量枯萎，植株呈乾枯狀，但並未死亡，翌年二月即又恢復生長，乾枯植株與綠葉同時出現 (圖 1)。其物候受緯度、氣候差異、採集地點不同而略有差異。

2.2 研究區域

本研究之試驗區域 (以下簡稱試區) 有二 (圖 2)。試區 A 位於南投縣竹山鎮福興里，TWD97 TM2 座標約為東距 215,956.696 m、北距 2,622,180.642 m，屬於低海拔山坡地的一處廢棄茶園，面積為 1.2 ha，海拔介於 220–224 m 之間，最大坡度低於 20°，由於屬西向坡，故日照相當充足。試區中之木本植物多為白匏子，然草本植物佔大部分，以大花咸豐草為主。試區 A 北側及東南隅為茶園，東側是竹林，西南角是作為庭園造景的真柏。

試區 B 位於試區 A 東南方約 5.1 km 處，隸屬南投縣竹山鎮瑞竹里，TWD97 TM2 座標約為東距 217,136.592 m、北距 2,617,016.480 m。海拔高度在 520–584 m 之間，坡度多在介於 30–40°，最大則達 69°，面積約為 0.76 ha 是坡向為西北的陡峭邊坡。由於試區 B 人力能及處僅佔小部份，故更需倚重使用 UAV 以探測小花蔓澤蘭的蹤跡。試區 B 以闊葉樹為大宗，草本植物以大花咸豐草為主，同時有姑婆芋、蕨類，東側及南側為林道。

2.3 資料收集

鑒於遙測已成為資料收集之主要來源，地面調查雖然僅佔小部份，卻扮演著驗證模型的重要角色，本研究以無人機為主要資料收集來源，並於地面調查以高精度儀器量測位置情資 (location intelligence, LI)，緊密連結數位「虛擬」與「實體」地球。

2.3.1 空中-無人機影像

研究使用的 UAV 機型為大疆 P4 Multispectral (P4M)，為四旋翼機型，其配有一體式多光譜成像系統，包括一個 RGB 相機、五個多光譜感測器，分別感測藍 (blue, B)、綠 (green, G)、紅 (red, R)、紅邊 (red-edge, RE)、近紅外 (near-

infrared, NIR) 波段，該成像系統安裝在三軸雲台上，成像清晰穩定。P4M 頂部整合多光譜光強感測器，可捕捉太陽輻照度並記錄在影像檔案中，進行資料處理時，太陽輻照度數據可針對影像進行光照補償，排除環境的光照對資料收集的干擾。此外，其亦配備即時動態定位 (real time kinematic, RTK) 技術，拍攝時採用內政部國土測繪中心提供的 e-GNSS 即時動態定位系統，透過無線網路連線產生虛擬參考站 (virtual reference station, VRS)，以 RTK VRS 進行定位。

27 日 (試區 A)、4 月 6 日、8 月 23 日與 11 月 13 日之近正午時分執行飛行任務，當天天氣皆晴朗少雲微風 (十分鐘平均風速皆小於 2.1 m/s)。由於周遭竹林生長快速，四次航線及飛行高度有略作調整。首次飛行航高設為 20 m，後續拍攝逐次提升高度至 30 m；航向與側向重疊率則分別保持 80% 和 70%，最後裁切出四期影像都完整包含且無變形之區域，並將所有影像重取樣為相同網格 (像元) 大小 2.28 cm 以進行後續分析。P4M 技術參數及其一體式成像系統之規格整理於表 1 與表 2。

本研究於 2021 年的 1 月 26 日 (試區 B)、1 月



圖 1 小花蔓澤蘭生命期之物候特徵

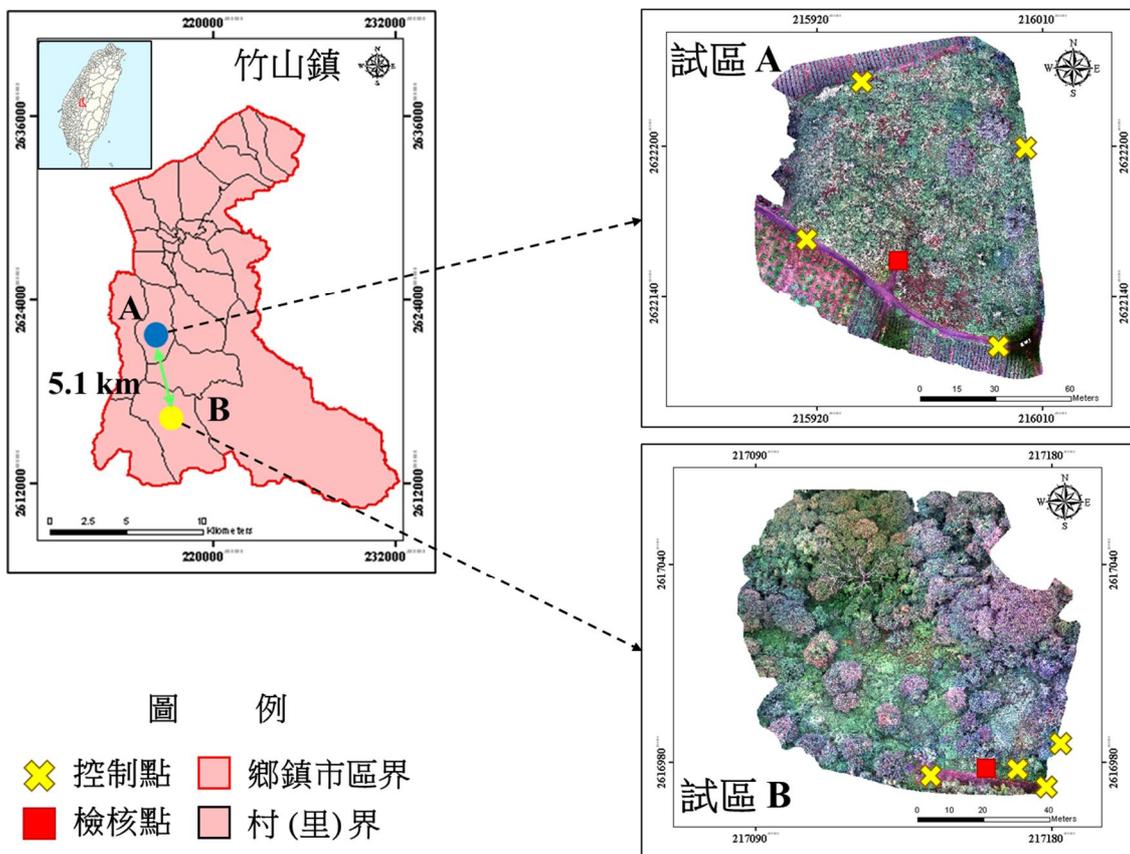


圖 2 兩研究區域及控制點分布位置圖

表 1 P4M 技術參數表

技術參數	規格
起飛重量	1,487 g
對角線軸距 (不含槳)	350 mm
續航時間	約 27 分鐘
懸停精度	啟用 RTK 且 RTK 正常工作時： 垂直： ± 0.1 m；水平： ± 0.1 m 未啟用 RTK： 垂直： ± 0.1 m (視覺定位正常工作時)； ± 0.5 m (GNSS 定位正常工作時) 水平： ± 0.3 m (視覺定位正常工作時)； ± 1.5 m (GNSS 定位正常工作時)
電池電量	15.2 V、5,870 mAh
地面取樣距離	(H/18.9) cm/pixel，H 為飛行器相對於製圖區域的飛行高度 (單位：m)

表 2 P4M 一體式多光譜成像系統技術參數表

技術參數	規格
感測波段	藍 (B； 450 ± 16 nm) 綠 (G； 560 ± 16 nm) 紅 (R； 650 ± 16 nm) 紅邊 (RE； 730 ± 16 nm) 近紅外 (NIR； 840 ± 26 nm)
FOV	62.7°
焦距	5.74 mm
光圈	f/2.2
彩色感測器 ISO 範圍	200-800
電子全域快門	1/100 - 1/20000 s (可見光)； 1/100 - 1/10000 s (多光譜)
解析度	1600×1300 (4：3.25)

2.3.2 地面-現場調查

為了進一步提升影像的位置精度，飛行前於在兩試區設置地面控制點 (ground control points, GCP) 與檢核點 (check points)，並以高精度 Trimble R12 衛星定位儀測定每一控制 (檢核) 點的座標。控制點以 50×61 cm 的黑色瓦楞紙製成，包括代表其編號之 6×6 cm 白色正方形及 6×15 cm 白色長方形，其中朝上者皆為指向北方。兩試區各設置 4 個控制點及 1 個檢核點。其中試區 B 因只

有林道可以布設控制點與檢核點，其餘地方是極難以徒步到達的陡峭邊坡，且森林鬱閉度高將使控制點及檢核點被樹冠遮蔽，故在該區的控制點擺設上盡量分散於林道。縱有 UAV 能輕便獲取大空間的影像資料，仍需進行少部分的地面現場調查以評估模型推估的可靠性，惟人力及時間考量，本研究以前述儀器進行小範圍地面調查，在兩試區內各抽一塊 BV 群落繞行周遭一圈產生多邊形，在於 ArcMap 10.3 軟體之 Sampling Design Tool 於多邊形內隨機抽點，於試區 A 與 B 分別獲得 416 個點位及 355 個點位，供後續驗模使用，緊密連接「空中」與「地面」資料，並匯入電腦化 GIS 軟體進行後續分析。

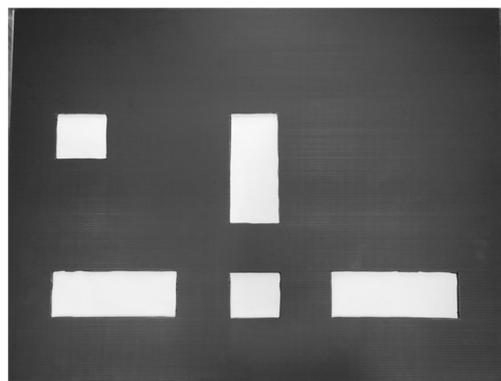


圖 3 控制點示意圖

2.4 資料前處理

UAV 拍攝的原始影像需經過正射糾正消除影像傾斜、扭曲、投影位移等畸變後方能正確呈現地覆之物理空間，且為避免多期影像有過多偏移，故再進行幾何套合處理 (楊承諭, 2018)。研究使用瑞士洛桑聯邦理工大學開發的 Pix4Dmapper 軟體將兩試區的原始影像各自拼接、糾正，分別生成兩試區之數位正射影像 (orthoimages)，並以 TWD97 TM2 座標系統為基準，於過程中匯入 GCP 矯正誤差，再以檢核點評估影像之精度 (表 3)。試區 A 四個 GCP 之東距 (X 方向) 與北距 (Y 方向) 的平均均方根誤差 (root mean square error, RMSE) 分別為 1.1 cm 與 1.0 cm，檢核點於東距和北距為 0.4 cm 與 0.7 cm。試區 B 東距和北距之 RMSE 分別為 1.6 cm 與 1.3 cm，檢核點於東距和北距則為 0.8 cm 及 0.4 cm，顯示此兩影像的位置精度相當可靠。

表 3 影像位移精度資訊表

	試區 A		試區 B	
	像元大小 (cm)	2.28		
位移方向	東距	北距	東距	北距
地面控制點均方根誤差 (cm)	1.1	1.0	1.6	1.3
檢核點均方根誤差 (cm)	0.4	0.7	0.8	0.4

Jensen (2016) 指出多期遙測影像會因感測系統本身元件產生的內部 (internal) 效應，或時空差異下而造成的外部 (external) 效應如太陽高度角 (elevation)、太陽方位角 (azimuth)、觀視角、大氣效應、季節性因子、土壤溼度等變因，使感測儀所接收到的反射值無法正確呈現地覆的變化，造成後續萃取目標物種的精度下降。輻射糾正 (radiometric correction) 是將此差異消除的方法，包含絕對輻射糾正 (absolute radiometric correction) 與相對輻射糾正 (relative radiometric correction)。前者執行上相當困難且耗費甚鉅，故本研究未採用；後者則是以其中一幅影像為基準，同態化其它各期影像至與基準的輻射條件幾乎相同的過程 (潘麗慧, 2004)。再者，UAV 以低空飛行拍攝影像，使其感測到的反射值與地面實測值的差異可以忽略不計，但仍會受到儀器本身的內部效應與光照條件之影響 (Burkart *et al.*, 2014)。準此，本研究以四月影像作為參考影像，並嘗試以直方圖匹配法 (histogram matching, HM) 同態化四期影像，使像元亮度值的變化與地表真實狀況之變化有關，以利影像辨識 (潘麗慧, 2004)。

2.5 光譜類別間之距離

Jeffries-Matusita Distance (JMD) 或 JM 距離是遙測領域常使用計算類別之間可分離性的指標。該指數越接近 2，光譜類別之間的可分離性越大，分類結果越可靠，是特徵選擇的重要參考之一。其公式如下：

$$JMD (S_1, S_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^L [\sqrt{p_i} - \sqrt{q_i}]^2} \dots\dots\dots (1)$$

其中 S_1 與 S_2 為兩個類別之光譜向量， L 是波段總數， p_i 與 q_i 則為在 l 波段中光譜向量 S_1 與 S_2 之機率密度 (Padma & Sanjeevi, 2014)。

本研究參考 Tian *et al.* (2020) 之研究，使用 ENVI 5.3 計算各地覆類別與目標物種之 JM 距離，並以此作為特徵選擇之參考。

2.6 取樣策略

因小花蔓澤蘭係一片一片呈現不規則分隔四處散布於大範圍之中卻非隨處可見，若不熟悉現場環境，往往難以找到此目標物所在。本研究位於南投竹山兩試區是由嚮導人員引領到達而看見，因此本實驗設計得牽就其散布特性嘗試從已知樣區建模，從而空間外推到未知區域，以尋找未發現之目標物種。本研究設計以下兩組取樣方法藉以測試空間外推的成效。第一組為兩試區皆有訓練樣本，各自分開執行其所在試區內的常態推測，並抽出獨立於訓練區塊之樣本供檢測之用。第二組為兩試區雙向外推，僅一試區有訓練樣本，外推至另一無訓練樣本的試區，此檢測用的獨立樣本即代表未曾發現的新族群，作為空間外推之驗證。

2.7 地覆分類

本研究依據地面調查確認試區之地覆類別，並將其分為小花蔓澤蘭、非小花蔓澤蘭 (土壤或枯落物、道路、木本植物、草本植物)。研究所用之訓練樣本是透過自正射影像上圈選成多個多邊形，其中每個多邊形內含有多株 BV 之植株，並均勻分散分布。

於機器學習模型最大概似分類法 (maximum likelihood classifier, MLC)、隨機森林 (random forest, RF)，輸入每種類別之多邊形以 ArcGIS Map 10.3 之 Sampling Design Tool 隨機抽點作為訓練之用，除草本植物為 3,000 點，其餘每類別皆為 4,000 點。

於深度學習 U-net，需龐大的訓練樣本遠超過上述機器學習法。由於試區 A 標註 (label) 之訓練樣本數量為 31,895 個 GIS 網元 (grid cell)，遠多於試區 B 的 8,163 個 GIS 網元 (每株 BV 包含多個像

元)。常用機器學習所需的樣本數量不需如「深度學習」那麼龐大，因此本研究選擇精度較佳的 RF 推估出試區 B 之高潛勢分布 BV，並經過仔細將高潛勢分布中非小花蔓澤蘭的區域去除掉再併入 U-net 的樣本內用於訓練來轉用合併原有者於 U-net，以增加 U-net 的樣本，標註數量增至 31,895 個 GIS 網元，改善試區 B 樣本過少的問題，圖磚 (tile) 亦增至與試區 A 相同之 222 幅，以克服山區獲取樣本不足之窘境。

2.8 準確度評估

模型準確度評估是為了驗證影像分類之結果及瞭解模型之可靠性。本研究採獨立分割樣本驗證，2/3 的樣本用於訓練，剩餘的 1/3 為測試樣本，訓練與測試樣本是完全相互獨立，此獨立之測試樣本即代表二次現場驗證物種未曾發現的新族群，以評比預測與實際兩相是否吻合一致。

當模型進行驗證時，通常會將使用遙測求導出分類地圖中之各 GIS 網元值與地面參考實際值彙整於混淆矩陣表 (confusion matrix)，本研究以像元為單位，每類別各取 2,000 點製成二元混淆矩陣表評估模型之準確度，此 2,000 點包含 2.3.2 節所述現場地面調查所獲之點位，並將結果分成：真存 (true positive, TP)、真缺 (true negative, TN)、假存 (false positive, FP) 及假缺 (false negative, FN)，其概念如表 4 所示。本研究以 K_{hat} 一致性係數 $kappa$ 統計量與總體精度 (overall accuracy, OA) 作為評估指標，兩者是根據混淆矩陣表所計算，如下所示：

$$Kappa = \frac{N \times (TP + TN) - [(A \times C) + (B \times D)]}{N^2 - [(A \times C) + (B \times D)]} \dots \dots \dots (2)$$

$$OA = \frac{TP + TN}{N} \dots \dots \dots (3)$$

其中 N 為所有像元數， A 代表真實為小花蔓澤蘭像元總和、 B 代表實際為非小花蔓澤蘭像元總和； C 則

代表分類為小花蔓澤蘭像元總和、 D 代表分類為非小花蔓澤蘭像元總和。 $kappa$ 代表模型分類與地面參考實際資料相符合的程度，其範圍通常介於 0—1，值越高則代表分類結果越正確。此指標可以反應出誤差矩陣表對角線上的正確率，並同時考慮分類錯誤時的誤授 (commission) 與漏授 (omission)。OA 代表模型分類正確的比例，值域介於 0—1，不過因未考慮誤授與漏授而通常會有高估之偏頗 (Jensen 2016、邵寶嬋 2020)。

3. 結果討論

3.1 各地覆之光譜反射折線

由於 BV 與草本植物容易混淆，因此研究比較兩種最相似的光譜反應型樣。圖 4 為 BV 和草本植物於四物候日的灰階值折線圖。可以觀察到 BV 和草本植物在一月、四月和八月的光譜反應型樣相似，植生特性最關鍵的波段於紅邊及近紅外光，其能夠藉由此波段分離植生與人工建構物，在兩試區的人工建構物為道路，而由於 11 月 13 日清晨有飄雨，至正午 11:20 無人機拍攝時地面仍微濕，故水分的吸收使得道路的反射降低，其趨勢變化與其他月份不同。即使植生的光譜反應型樣與人造物的光譜反應型樣有很大差異，但植生間特徵之相似性可能會導致後續分類之錯誤。然而，圖 4 中植生的光譜反應型樣表現得並非如此明顯，乃因自然環境的異質性和複雜性而與城市建物或農地的均勻光譜反應型樣不同，又研究區域的多種植物之光譜反應型樣非常紊亂且複雜，這在我國中低海拔之天然混交林相當常見。值得注意的是，僅在 11 月份，BV 的灰階值明顯高於其他類別。因為 BV 於 11 月大量的白花如地毯一般覆蓋其綠葉甚至是其他植物之上。此物候特徵可以有效地從周圍地覆中辨識並萃取出 BV。這也是本研究使用無人機而非衛星和空載系統來感測 BV 的原因。無人機具有高度的自主性和機動性，讓研究者於適當的時間內掌握住有如曇花一現的關鍵物候期。

表 4 混淆矩陣表 (本研究整理)

分類結果	地面參考資料		
	小花蔓澤蘭	非小花蔓澤蘭	列加總
小花蔓澤蘭	TP	FP	$A = TP + FP$
非小花蔓澤蘭	FN	TN	$B = FN + TN$
行加總	$C = TP + FN$	$D = FP + TN$	$N = A + B = C + D$

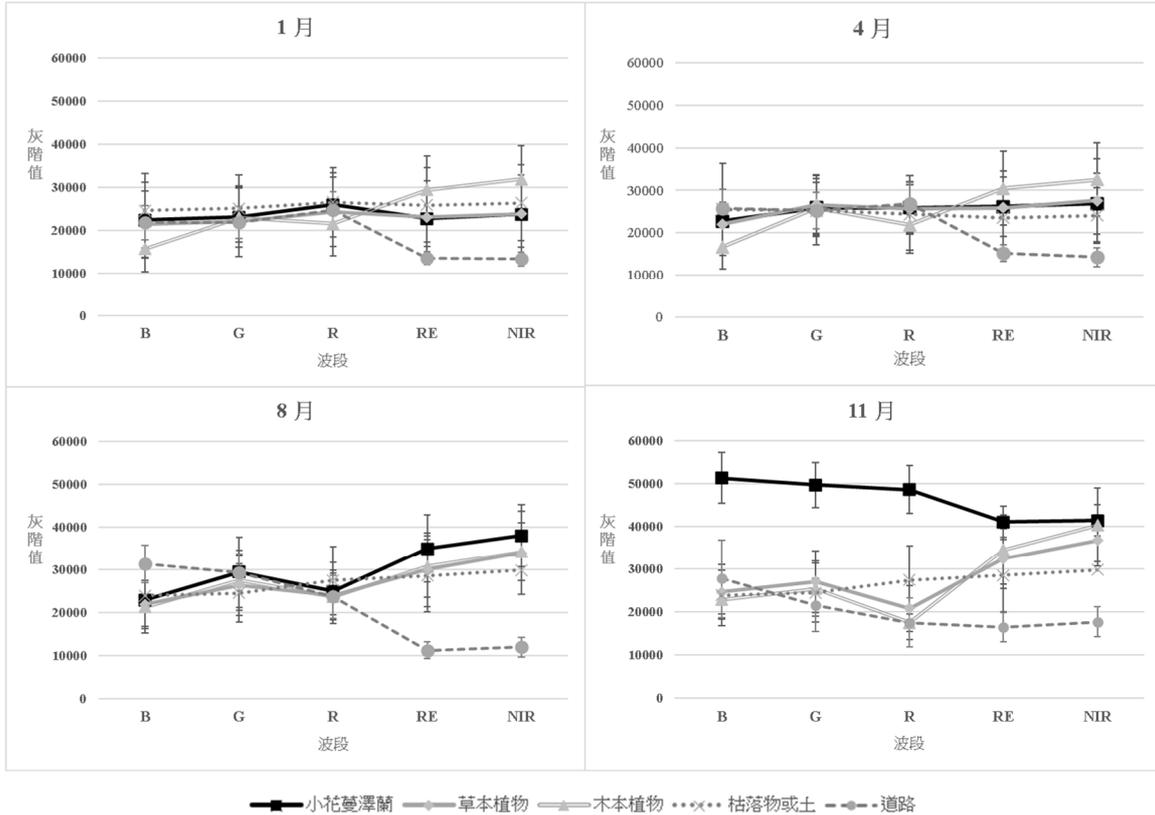


圖 4 各項地覆之光譜折線圖

3.2 光譜類別間之距離

圖 5 為 BV 於四物候日與其他類別之間的 JM 距離。道路和 BV 之間的可分離性始終維持在 1.5 以上，乃因其材質差異甚鉅。1 月和 4 月 BV 與草本植物、木本植物和土壤的 JM 距離均小於 1.0。8 月，BV 與土壤的可分離性明顯增加，而草本植物和木本植物的可分離性仍低於 1.0。當植物於枯萎狀態時，其光譜反應型樣與土壤相似。這是因葉綠素的分解導致紅光波段反射率增加，近紅外波段反射率下降。2021 年初，臺灣適逢乾旱，推估是造成植物萌芽較晚之原因。因此，BV 與草本植物、木本植物和土壤的 JM 距離較小的原因是大多數植物於 4 月仍然處於枯萎狀態。一直到 8 月，臺灣乾旱緩解，植物也萌發綠葉，使 BV 與土壤之間的 JM 距

離顯著增加。11 月，BV 大量綻放白花，JM 距離達到最大。然而，並不是所有的 BV 都開花，推測這就是為何 BV 與草本植物或木本植物之間的 JM 距離不如土壤和道路高的原因。整體而言，本小節再次強調 BV 於 11 月的盛花期是其生命週期中最關鍵的物候特徵，而唯有無人機才能更精準地攫取植物的物候和變化。

3.3 兩組取樣設計之準確度評估

第一組就自身訓練區塊所在試區推測其本身之結果如表 5、圖 6 及圖 7 所示，其中圖 6 及圖 7 為以試區中差異明顯處為例比較。三模型都具不錯的表現， $kappa$ 值皆在 0.75 以上。於試區 A 之分類結果顯示 U-net ($kappa$ 值 0.84、OA 0.92) 及 RF ($kappa$ 值 0.87、OA 0.89) 的表現相當，略優於 MLC

($kappa$ 值 0.82、OA 0.91)。然而在試區 B 之分類結果卻低於試區 A，U-net ($kappa$ 值 0.76、OA 0.88) 略優於 MLC ($kappa$ 值 0.73、OA 0.87) 及 RF ($kappa$ 值 0.74、OA 0.79)。推測可能是試區 B 植被結構較為複雜，導致模型訓練較差，進而使精度較試區 A 為低。由圖 5 中可見 U-net 所預測的 BV，漏授及誤授之狀況較 MLC 與 RF 少，後兩者將周遭其他植物之枯葉也分類為 BV；圖 6 亦有相同狀況，MLC 及 RF 之漏授及誤授狀況較 U-net 多，但三者之結果居伯仲之間。

第二組相互外推結果列於表 6、圖 8 及圖 9 所示，其中圖 8、圖 9 為以試區中差異明顯處為例進行比較。該組旨在模擬另一區為無實地調查樣本時，空間外推的成果，其測試樣本具有代表二次現場驗證過去未曾發現物種之新族群的意義。三模型精度明顯較第一組自身推測者下滑，然於轉用機器學習所推估之 BV 高潛勢分布合併原有者於 U-net 之訓練後，明顯改善其外推效能，其兩指標皆高於 MLC 及 RF，代表能更正確辨識出 BV 之空間型態。整體而言，可以發現由試區 B 外推至 A (反向) 相較於試區 A 外推至 B (正向) 成效來得佳。由於試區 A 小花蔓澤蘭的花況良好，其訓練樣本幾乎為白花，且位於廢棄茶園，植被型態相對單純；試區 B 則花況較遜，部分植株尚未成熟而未著花，訓練樣本摻雜綠葉，且植被型態較為複雜，使得模型在試區 A 正向外推至 B 外推時，致其成效較低。然而在試區 B 反向外推至 A 時，很可能由於試區 A 花況良好而單純，模型由較複雜處 (B) 外推至單純處 (A)，更能掌握此特徵而讓外推效果優於正向外推者。

再者，模型之外推性能比較方面，反向外推者以 U-net ($kappa$ 值 0.73；OA 0.86) 為最佳，RF ($kappa$ 值 0.68；OA 0.84) 居次，MLC 最差 ($kappa$ 值 0.51；OA 0.76)。圖 8 為外推之主題資訊圖，RF 所預測的小花蔓澤蘭於測試樣本紅框內較 U-net 多，然比對圖 8 (d) 之無人機影像，因其周遭植被為其誤授者明顯較 U-net 多，故其兩指標值略低於 U-net。正向外推者亦呈相同狀況，U-net ($kappa$ 值 0.69；OA 0.85) 為最佳，遠優於 RF ($kappa$ 值 0.54；OA 0.77) 及 MLC ($kappa$ 值 0.50；OA 0.75)。由圖 9 之

主題資訊地圖可發現，U-net 所推估之此物種分布於測試樣本紅框內明顯較其他兩模型完整，惟誤授較為嚴重，其犧牲誤授來提高整體之精度，因而兩指標值優於其於兩模型。

然若欲改善此種情況，須結合兩地樣本進行訓練以縮小其空間異質性，並測試不同變數的組合，使研究更加完善。此外，本研究之初步結果顯示僅使用純光譜變數自有訓練資料的區域空間外推到無訓練樣本的另一個區域具挑戰性。由於 IAS 的入侵是物種與環境相互作用的結果，因此必須深入研究 IAS 的驅動因素，並了解其在特定環境中的分布和傳播，才能更準確地掌握其空間模式。而由於降水和溫度等氣候的年度變化，同一物種在其生命週期的同一時期可能表現出不同的物候特徵 (Weisberg *et al.*, 2021)。故於起頭年須利用無人機的高度自主性和機動性，反覆探測並獲取更多期影像，掌握住 BV 的關鍵物候特徵，待分析管理者累積經驗豐富後方能逐年減少拍攝期數。

本研究乃針對兩試驗區域測試空間外推之可行性，旨在做為未來若要大範圍調查時之依據，能根據此一流程或方法來執行空間外推的任務，並將結果供決策端參考擬定處理措施，同時也建議將擴大區域在後續研究執行。而就整體大方向於實地環境之實際應用而言，是綜整這些模型於生態上應用的方法，即生態保育維護生物多樣性，若於 IAS 之上就是生物多樣性淨負影響評估並針對其制定對策；若擴展其應用而言，即為生物多樣性淨正影響評估，並應用在針對瀕危珍稀物種劃設其自然保護區或找出可重新安置於適地適種之他處人工復育區。惟要發揮其實際應用之效益，使用者不但要具備生態保育方面的專業知識，也要具備 3S (RS、GIS、GNSS) 及人工智慧 (AI) 機器學習及深度學習等之數理基礎，將兩方面專業知識結合一起，方能採集生態保育所需相關資料並操作此等演算法建立模型之軟體模組，將所採集資料輸入並運算分析，產生如 BV 或非 BV 的數據成果，並運用在因應對策之制定。此工作流程需要上述的專業知識與技能，方能發揮克竟其功。

表 5 第一組本身各自推測者之分類成效

	試區 A 各自推測		試區 B 各自推測	
	<i>kappa</i>	OA	<i>kappa</i>	OA
MLC	0.82	0.91	0.73	0.87
RF	0.87	0.89	0.74	0.79
U-net	0.84	0.92	0.76	0.88

表 6 第二組雙向推測者之分類成效

	試區 B 外推至試區 A		試區 A 外推至試區 B	
	<i>kappa</i>	OA	<i>kappa</i>	OA
MLC	0.51	0.76	0.50	0.75
RF	0.68	0.84	0.54	0.77
U-net	0.73	0.86	0.69	0.85

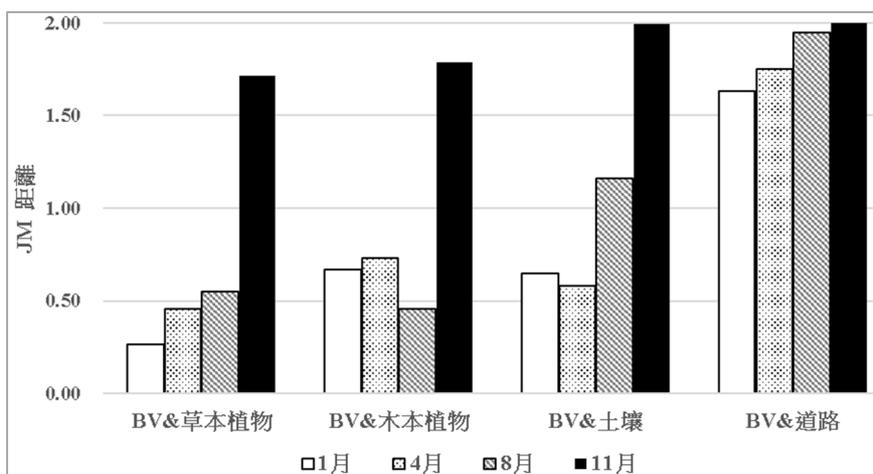


圖 5 BV 與各地覆之 JM 距離

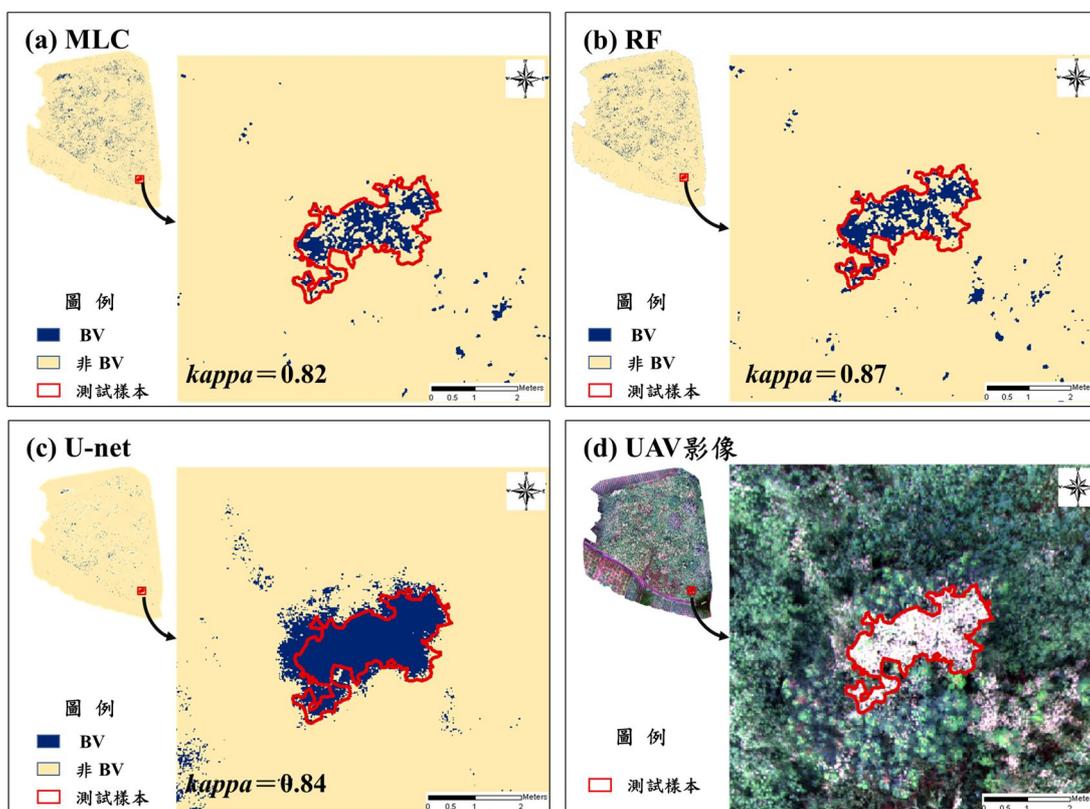


圖 6 第一組試區 A 本身各自推測小花蔓澤蘭之空間型態

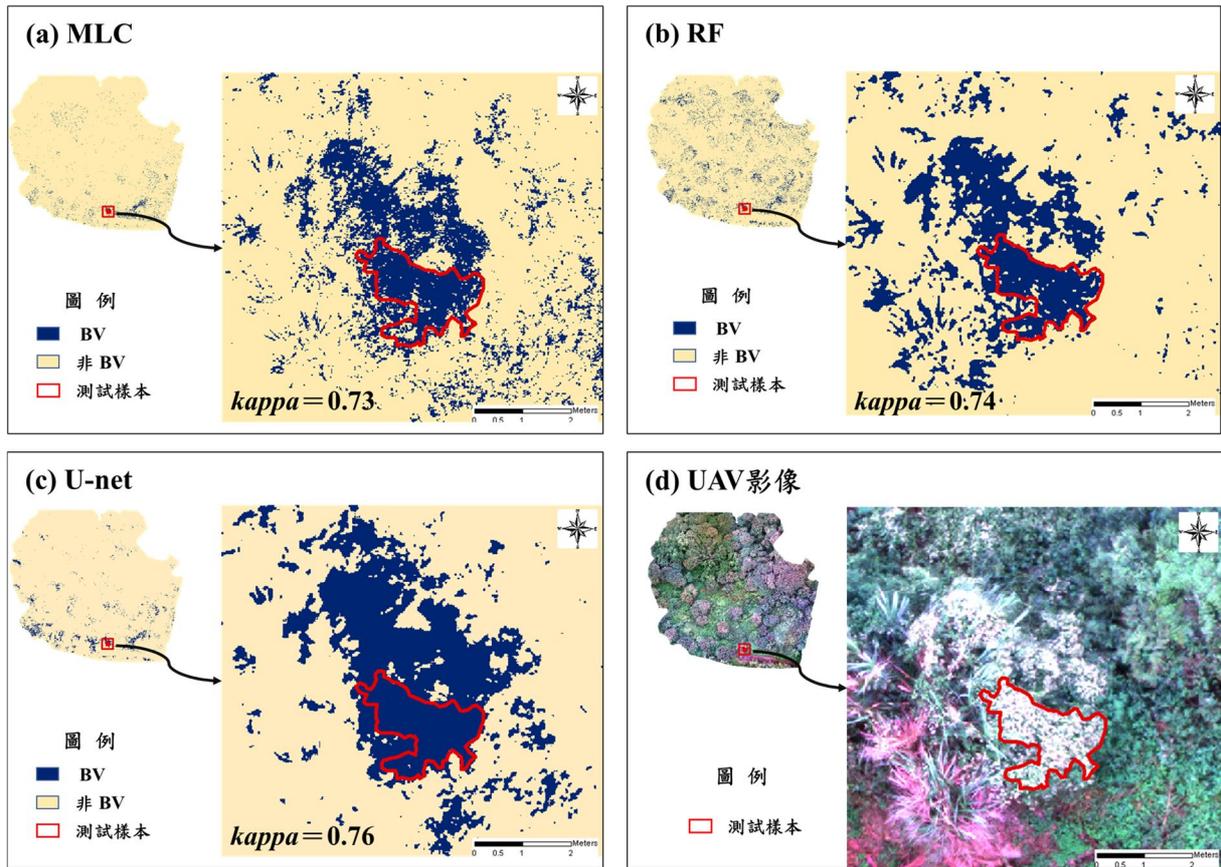


圖 7 第一組試區 B 本身各自推測小花蔓澤蘭之空間型態

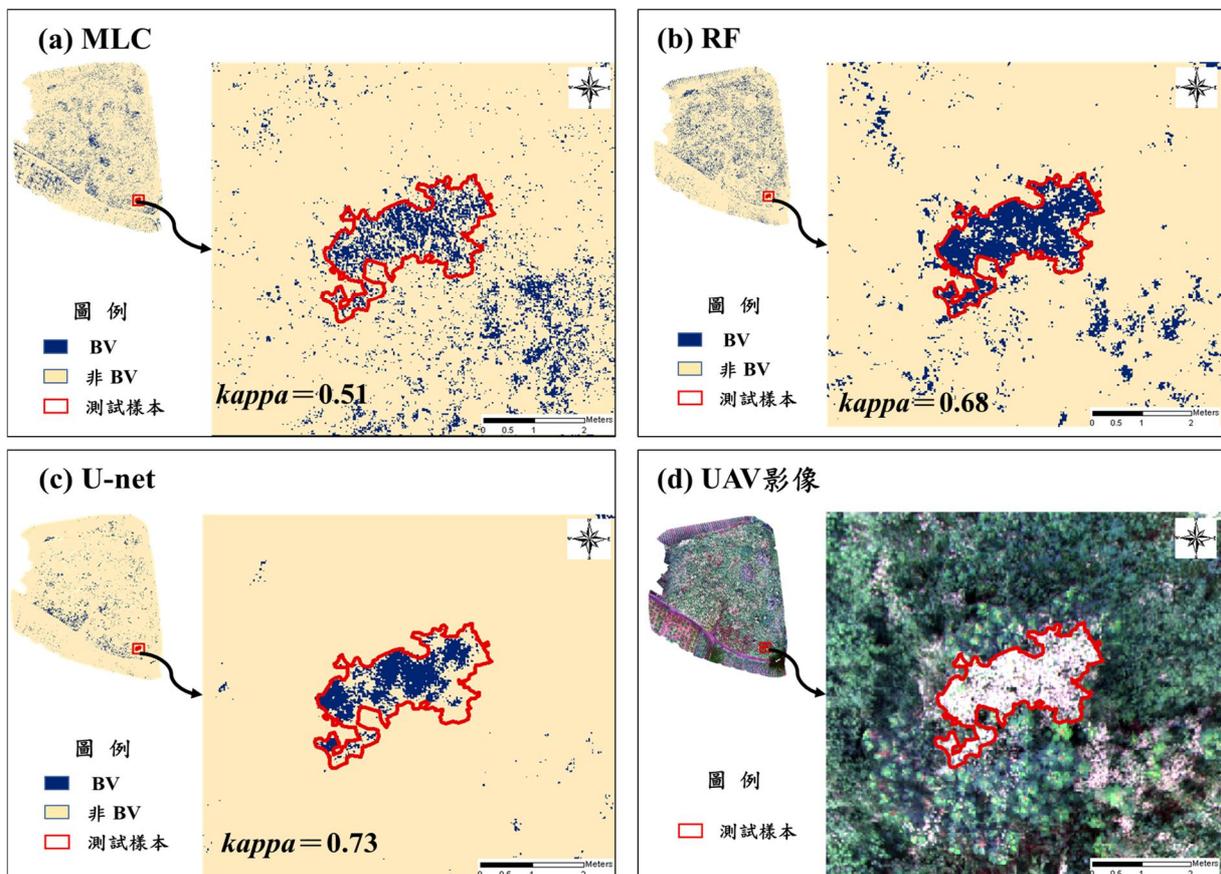


圖 8 第二組由試區 B 反向外推至試區 A 小花蔓澤蘭之空間型態

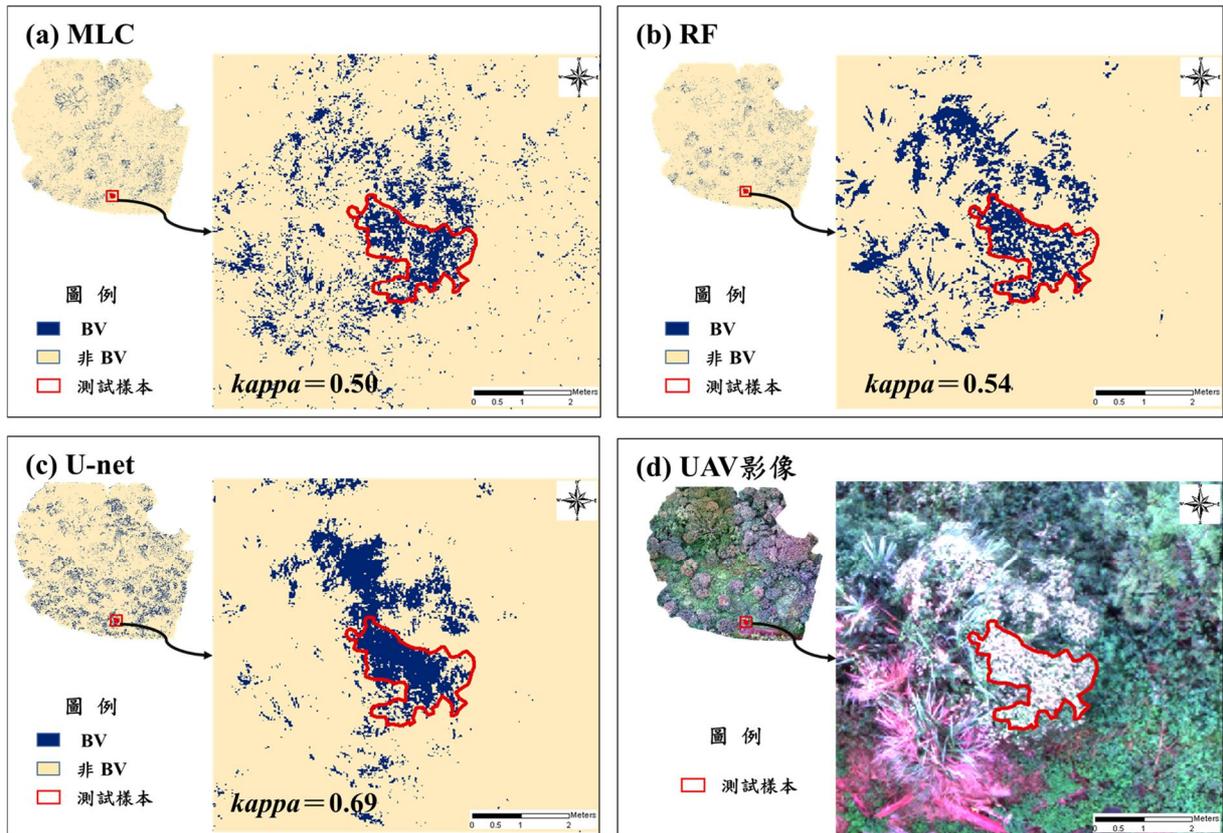


圖 9 第二組由試區 A 正向外推至試區 B 小花蔓澤蘭之空間型態

4. 結論

本研究利用無人機拍攝小花蔓澤蘭之多期、多光譜影像，利用近紅外光波更能將植生與建物分離；再利用開花時獨樹一格之光譜反射型態分離小花蔓澤蘭與其他地物，對於小花蔓澤蘭之分類亦有幫助，這也是多期、多光譜影像的優勢所在。再者，其能飛越險峻環境並充分掌握植物之物候，尤其在層巒疊翠、茂林修竹處更扮演舉足輕重之角色，此高機動與自主性遠非衛星或空載遙測系統所能比擬。此外，利用空間外推技術結合人工智慧可以找出人力難以調查處或未曾發現的物種新族群，相較於傳統目測、人工判釋更加客觀找出人眼甚易忽略的小族群。本研究初步結果顯示，U-net 於外推時之性能較 MLC 及 RF 佳，此代表其找出未曾發現之新族群能力優於兩機器學習法，更具有潛力，唯仍存難以漠視之分類錯誤。

準此，後續研究將聚焦於：(1) 結合兩試區之訓練樣本，並嘗試更多種之深度學習如卷積神經網路

(convolution neural network, CNN) 改善外推效能；(2) 使用重型無人機擴大空間尺度並獲得足夠的樣本及嘗試納入不同環境變數之組合；(3) 以 Trimble R12 搭配雷射測距儀，增加現場實地調查之樣點，同時再驗證 (revalidation) 以確認虛擬數位地球與實體地球兩相一致，冀能優化空間外推 IAS 的成效，找出更多實地調查無法發現之新族群，俾能有效伐除並遏制其蔓延和擴張，不致嚴重危害生態體系。

參考文獻

- 江秉鴻，2022。應用無人空中載具影像調查外來入侵植物小花蔓澤蘭，國立屏東科技大學森林系碩士論文。[Chiang, P.H., 2022. Study on survey technology of invasive species *Mikania micrantha* based on unmanned aerial vehicle (UAV) Images, Master Thesis, National Pingtung University of Science and Technology, Taiwan, ROC. (in Chinese)]
- 邵寶嬋，2020。地形屏障效應對不同海拔之樹種物

- 種分布模擬預測之影響，國立中興大學森林學系碩士論文。[Shao, B.H., 2020. The impact of the terrain-shelterbelt effects on species distribution modeling for tree species at various altitude, Master Thesis, National Chung Hsing University, Taiwan, ROC. (in Chinese)]
- 郭耀綸、陳志遠、林傑昌，2002。藉連續切蔓法及相剋作用防治外來入侵的小花蔓澤蘭，臺灣林業科學，17(2)：171-181，DOI：10.7075/TJFS.200206.0171。[Kuo, Y.L., Chen, T.Y., and Lin, C.C., 2002. Using a consecutive-cutting method and allelopathy to control the invasive vine, *Mikania micrantha* H.B.K., Taiwan Journal of Forest Science, 17(2): 171-181, DOI: 10.7075/TJFS.200206.0171. (in Chinese)]
- 許謹柔，2022。數位地球技術憑藉位置情資形塑地理視覺透視外來入侵種之空間型樣，國立中興大學森林學系碩士論文。[Hsu, C.R., 2022. Digital Earth technology uses location intelligence to shape geovisualization for scrutinizing the spatial pattern of invasive alien species, Master Thesis, National Chung Hsing University, Taiwan, ROC. (in Chinese)]
- 黃士元、彭仁傑、郭曜豪，2003。小花蔓澤蘭在台灣之蔓延及監測，小花蔓澤蘭危害與管理研討會專刊，花蓮，臺灣，pp.123-145。[Hwang, S.Y., Peng, J.J., and Kuo, Y.H., 2003. The spread and monitoring program for *Mikania micrantha* in Taiwan, Conference “The Harmful Effect and Field Management of *Mikania micrantha*”, Hualien, Taiwan, pp.123-145. (in Chinese)]
- 曾怡穎，2011。小花蔓澤蘭與香澤蘭反射光譜季節動態，國立屏東科技大學森林系碩士論文。[Tseng, Y.Y., 2011. Seasonal dynamic change in spectrum of *Mikania micrantha* and *Chromolaena odorata*, Master Thesis, National Pingtung University of Science and Technology, Taiwan, ROC. (in Chinese)]
- 楊承諭，2018。高美濕地雲林莞草生長範圍的影像監測及外移現象的研究，國立交通大學土木工程學系學位論文。[Yang, C.Y., 2018. Image monitoring for the growth area of *Bolboschoenus planiculmis* and investigating into its offshore migration at the Gaomei Wetland, Master Thesis, National Chiao Tung University, Taiwan, ROC. (in Chinese)]
- 潘麗慧，2004。相對輻射糾正法應用於 SPOT 衛星影像變遷偵測影響之評估－以台中縣烏石坑地區為例。國立中興大學森林學系碩士論文。[Pan, L.H., 2004. Evaluation of the effect of relative radiometric normalization on multi-date SPOT image change detection, Master Thesis, National Chung Hsing University, Taiwan, ROC. (in Chinese)]
- 蔣慕琰、徐玲明、陳富永，2002。入侵植物小花蔓澤蘭之確認，植物保護學會會刊，44：61-65。[Chiang, M.Y., Hsu, L.M., and Chen, F.Y., 2002. Confirmation on the presence of *Mikania micrantha* Kunth in Taiwan, Plant Protection Bulletin, 44: 61-65. (in Chinese)]
- 鍾智昕、邱志明、謝漢欽、陸聲山、王豫煌，2016。無人空拍機在林業上的應用，林業研究專訊，23(6)：74-78。[Chung, C.H., Chiu, C.M., Hsieh, H.C., Lu, S.S., and Wang, Y.H., 2016. Application of unmanned aerial vehicle in forestry, Forestry Research Newsletter, 23(6): 74-78. (in Chinese)]
- 羅南璋、王文巧、張偉顛、黃凱易，2011。空間尺度及資料解析度：空間外推物種生態樣式之兩難以香桂與蘇鐵蕨為例，林業研究季刊，33(2)：41-60，DOI：10.29898/SHBQ.201106.0005。[Lo, N.C., Wang, W.C., Chang, W.I., and Huang, K.Y., 2011. Spatial scale and data resolution: The dilemma of spatially extrapolating ecological pattern of species - A case study of *Cinnamomum subavenium* and *Brainea insignis*, 33(2): 41-60, DOI: 10.29898/SHBQ.201106.0005. (in Chinese)]
- Asadzadeh, S., de Oliveira, W.J., and de Souza Filho, C.R., 2022. UAV-based remote sensing for the

- petroleum industry and environmental monitoring: State-of-the-art and perspectives, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 208: 109633, DOI: 10.1016/j.petrol.2021.109633.
- Brooks, M.L., D'Antonio, C.M., Richardson, D.M., Grace, J.B., Keeley, J.E., DiTomaso, J.M., Hobbs, R.J., Pellant, M., and Pyke, D., 2004. Effects of invasive alien plants on fire regimes, *BioScience*, 54(7): 677-688, DOI: 10.1641/0006-3568(2004)054[0677:EOIAP0]2.0.CO;2.
- Burkart, A., Cogliati, S., Schickling, A., and Rascher, U., 2014. A novel UAV-based ultra-light weight spectrometer for field spectroscopy, *IEEE Sensors Journal*, 14(1): 62-67, DOI: 10.1109/JSEN.2013.2279720.
- Hulme, P.E., 2021. Unwelcome exchange: International trade as a direct and indirect driver of biological invasions worldwide, *One Earth*, 4(5): 666-679, DOI: 10.1016/j.oneear.2021.04.015.
- Jensen, J.R., 2016. *Introductory Digital Image Processing, A Remote Sensing Perspective*, 4th edition, Pearson Education Ltd., Essex, pp.314-325.
- Kaushik, P., Pati, P.K., Khan, M.L., and Khare, P.K., 2022. Plant functional traits best explain invasive species' performance within a dynamic ecosystem - A review, *Trees, Forests and People*, 8: 100260, DOI: 10.1016/j.tfp.2022.100260.
- Labrada, R., 2003. *Weed Management for Developing Countries*, Addendum 1, Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO).
- Miller, J.R., Turner, M.G., Smithwick, E.A.H., Dent, C.L., and Stanley, E.H., 2004. Spatial extrapolation: The science of predicting ecological patterns and processes, *BioScience*, 54(4): 310-320, DOI: 10.1641/0006-3568(2004)054[0310:SETSOP]2.0.CO;2.
- Padma, S., and Sanjeevi, S., 2014. Jeffries Matusita based mixed-measure for improved spectral matching in hyperspectral image analysis, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 32: 138-151, DOI: 10.1016/j.jag.2014.04.001.
- Shuman, C.S., and Ambrose, R.F., 2003. A comparison of remote sensing and ground-based methods for monitoring wetland restoration success, *Restoration Ecology*, 11(3): 325-333, DOI: 10.1046/j.1526-100X.2003.00182.x.
- Tay, J.Y.L., Erfmeier, A., and Kalwij, J.M., 2018. Reaching new heights: Can drones replace current methods to study plant population dynamics?, *Plant Ecology*, 219: 1139-1150, DOI: 10.1007/s11258-018-0865-8.
- Tian, J., Wang, L., Yin, D., Li, X., Diao, C., Gong, H., Shi, C., Menenti, M., Ge, Y., Nie, S., Ou, Y., Song, X., and Liu, X., 2020. Development of spectral-phenological features for deep learning to understand *Spartina alterniflora* invasion, *Remote Sensing of Environment*, 242: 111745, DOI: 10.1016/j.rse.2020.111745.
- Weisberg, P.J., Dilts, T.E., Greenberg, J.A., Johnson, K.N., Pai, H.C., Sladek, C., Kratt, C., Tyler, S.W., and Ready, A., 2021. Phenology-based classification of invasive annual grasses to the species level, *Remote Sensing of Environment*, 263: 112568, DOI: 10.1016/j.rse.2021.112568.

Extrapolating the Spatial Patterns of Invasive Alien Species—*Mikania micrantha* Based on Four Phenological-Date Drone Images

Hao-Yuan Hung¹ Chin-Jin Kuo¹ Bao-Hua Shao² Nan-Chang Lo³
Kai-Yi Huang^{4*}

Abstract

This study utilized unmanned aerial vehicle to obtain multispectral imagery of *Mikania micrantha* (bitter vine, BV) in two study areas, Plot A and Plot B. Employing maximum likelihood classification, random forest, and U-net, the study aimed to assess the model's performance in spatial extrapolation of spatial patterns of BV, with the goal of discovering new populations of previously unidentified species. Two sampling designs were employed for model training and testing, Set 1, conducting individual plot classification using training data from it's owned; Set 2, performing spatial extrapolation from one plot with training data to another without training data, whose validation data there represent previously unidentified new populations. The results indicate that the three models performed well in Set 1. The *kappa* values for all models exceeded 0.75. However, the performance in plot B was slightly lower compared to plot A, possibly due to the more complex vegetation patterns in plot B. In Set 2, extrapolation from plot A to B showed fewer effective results compared to extrapolation from plot B to A. This discrepancy can be attributed to the differences in vegetation patterns and the flowering conditions of BV between the two areas. In terms of model performance, U-net demonstrated a better ability to capture the spatial patterns of BV, achieving the highest *kappa* value of up to 0.73 among the three models in Set 2. To comprehensively examine the model's performance in spatial extrapolation, future work will involve combining training data from both plots for extrapolation, and testing with other deep learning models such as convolution neural network (CNN) and environmental variables.

Keywords: Spatial Extrapolation, *Mikania micrantha*, Phenology, Unmanned Aerial Vehicle

¹ Master Student, Department of Forestry, National Chung Hsing University

² Associate Technical Specialist, Pu-Li Workstation, Nantou Branch,
Forestry and Nature Conservation Agency, Ministry of Agriculture

³ Division Chief, Silviculture Division, Experimental Forest Management Office, National Chung Hsing University

⁴ Professor, Department of Forestry, National Chung Hsing University

* Corresponding Author, E-mail: kyhuang@dragon.nchu.edu.tw

Received Date: Oct. 23, 2023

Revised Date: Nov. 27, 2023

Accepted Date: Mar. 06, 2024